UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

CENTRE DE RECHERCHE SUR LES TRANSPORTS

MÉMOIRE D'ÉTUDIANT

CASE POSTALE 6128, STATION A, MONTRÉAL, QUÉBEC, H3C 3J7

CALIBRATION D'UN MODELE DE REPARTITION MODALE POUR LA VILLE DE WINNIPEG

par

Serge Galarneau

Université de Montréal
Centre de recherche sur les transports - Publication # 99
Juin 1978

Dépôt légal - 4etrimestre 1978

TABLE DES MATIERES

Sommaire. v

Introduction. 1

1. Données 3

2. Traitement des données. 6

2.1 Bande "heure de pointe le matin" 6

2.2 Génération des matrices O-D observées. 6

2.3 Génération des matrices de réseau. 7

2.4 Agrégation des données socio-économiques 7

2.5 Sélection des paries O-D 8

3. Fonctions de probabilité. 9

4. Méthode de calibration. 12

5. Calibration 15

5.1 Echantillon de données 15

5.2 Régressions simples. 17

5.3 Régressions multiples "Stepwise" 18

5.4 Plusieurs modèles. 20

5.5 Evaluation des modèles 21

5.6 Autres essais. 24

Conclusion. 29

Appendice A - Enquête origine destination 1976. 30

Appendice B - Questionnaire de l'enquête O-D 1976 35

Appendice C - Statistiques sur les modèles. 37

Appendice D - Statistiques sur les variables. 47

Appendice E - Carte de la répartition modale (auto) par origine. . . 48

Appendice F - Carte de la répartition modale (auto) par destination. 50

Remerciements. 52

Bibliographie. 53

SOMMAIRE

Le but de ce stage était la calibration d'un modèle de répartition modale pour la ville de Winnipeg. Celle-ci a été réalisée de façon conventionnelle en utilisant des données agrégées par origine, par destination ou par paire origine-destination. Les données disponibles étaient celles spécifiant les caractéristiques des réseaux routier et de transport en commun ainsi qu'un certain nombre de données socio-économiques. Le modèle logistique est celui sur lequel a porté la majeure partie de l'étude. La méthode de calibration utilisée a été la régression linéaire.

On a obtenu deux calibrations correspondant à deux objectifs différents. On a d'abord un modèle global permettant de faire de la prédiction sur toutes les paires O-D; ce modèle a cependant une précision limitée. La seconde calibration comprend quatre sous-modèles permettant de faire des prédictions plus précises sur chacun des quatre sous-ensembles de paires O-D; cependant son usage est limité à une prédiction à court terme sur les paires O-D de l'échantillon considéré. Les variables importantes dans ces modèles sont: l'impédance autobus, le temps auto, la proportion d'hommes, le coût de stationnement, la disponibilité auto et le revenu.

INTRODUCTION

Le but de ce projet est de calibrer une fonction de répartition modale pour la ville de Winnipeg. La calibration permet d'identifier les variables importantes dans le choix d'un mode de transport. Elle permet de plus de quantifier l'importance de chacune de ces variables. La fonction de répartition modale est un outil d'analyse des politiques de transport urbain. Elle permet de prédire certains impacts d'une "politique" sur la répartition modale.

Il existe différentes méthodes de calibration. La méthode traditionnelle consiste à agréger les informations disponibles par zone. Ce modèle est alors directement utilisable pour une prédiction par zone. Une autre méthode plus récente et plus populaire ces dernières années est la calibration désagrégée. Dans ce cas on essaie d'expliquer le choix de chaque individu selon les données qui le caractérisent. On essaie ainsi d'expliquer le comportement individuel plutôt que d'expliquer le comportement moyen d'un groupe (une zone). Pour utiliser cette fonction comme outil de prédiction par zone il faut appliquer le modèle obtenu aux informations agrégées par zone. L'avantage de la dernière approche est la taille de l'échantillon de données. L'échantillon nécessaire pour la calibration d'un modèle désagrégé est beaucoup plus petit que pour un modèle agrégé.

La méthode agrégée a été utilisée pour ce projet. Ce choix a été dicté par les données disponibles. Celles-ci existaient sous forme agrégée seulement. Cependant l'échantillon remarquable composé d'environ 20%

de la population permettait l'utilisation de cette approche.

CHAPITRE PREMIER

DONNÉES

Il y a plusieurs sources de données desquelles on a obtenu les informations qui nous intéressaient.

1) Il y a d'abord l'enquête origine-destination réalisée durant l'été 1976 et comportant des informations sur les déplacements des personnes interrogées et sur leurs caractéristiques socio-économiques. Cette enquête comportait trois volets:

   i) entrevues à la résidence

   ii) enquête postale: des questionnaires ont été expédiés aux appartements où les concierges, ou les surintendants, etc. n'ont pas permis aux enquêteurs d'entrer pour interroger les locataires

   iii) enquête postale aux étudiants post-secondaires.

   L'échantillon formé des volets i) et ii) représente un peu moins que 20% de la population alors qu'un questionnaire a été expédié à 100% de la population étudiante. L'échantillon total est formé de 52 424 questionnaires représentant un peu plus que 20% de la population. Dans cette enquête le pourcentage des refus de répondre était de 24%. Les résultats de cette enquête sont contenus sur une bande magnétique. La description des informations disponibles sur cette bande est donnée dans l'appendice A et une copie du questionnaire de l'enquête est donnée dans l'appendice B.

2) Ensuite il y a les caractéristiques des réseaux de transport en commun et routier.

3) Une autre source de données est une enquête de Statistiques Canada réalisée en 1976 qui indique le revenu moyen d'un ménage par zone.

4) Il y a aussi la disponibilité de stationnement qui a été calculée à l'aide de deux sources de données:

   i) la quantité d'unités de stationnement à long terme par zone (estimations 1976)

   ii) le nombre d'emplois par zone (enquête O-D 1971).

   La disponibilité de stationnement par zone est le quotient de i) sur ii).

5) Enfin on a les coûts de stationnement par zone. Ces derniers ont été estimés par la ville de Winnipeg en 1976.

L'examen des données disponibles nous a permis de retenir les 14 variables suivantes que l'on jugeait intéressantes.

Description		Source de données No.	Unités
répartition modale par paire O-D* (variable dépendante)		1)	proportion $\frac{\text{voy. autobus}}{(\text{voy.autobus} + \text{voy.autos})}$
temps dans l'autobus	O-D	2)	minutes
temps d'accès autobus	O-D	2)	minutes
temps d'attente autobus	O-D	2)	minutes
nombre de correspondances	O-D	2)	unités
temps dans l'auto	O-D	2)	minutes
temps d'accès auto	O-D	arbitraire**	minutes
distance	O-D	2)	milles

coût de stationnement	D	5)	dollars/mois
disponibilité de stationnement	O	4)	proportion
disponibilité autos	O	1)	#autos/travailleur
proportion d'hommes	O-D	1)	proportion
revenu	O	3)	dollars/an
proportion d'étudiants	O-D	1)	proportion

*: O indique que la variable est associée à l'origine

D indique que la variable est associée à la destination

O-D indique que la variable est associée à la paire origine-destination.

**: Il a été décidé arbitrairement que le temps d'accès auto serait de 5 minutes pour les destinations situées au centre-ville et de 0 minute pour les autres destinations.

CHAPITRE DEUXIEME

TRAITEMENT DES DONNEES

2.1 Bande "heure de pointe le matin"

On est intéressé à calibrer une fonction de répartition modale qui soit valide pour les voyages faits à l'heure de pointe le matin pour but de travail ou pour études post-secondaires. Les voyages de l'heure de pointe sont ceux qui passeraient au centre-ville entre 7h 30 et 8h 30. L'heure de départ de ces voyages va varier selon la paire O-D et le mode. Ces informations nous ont été fournies sous forme de tableaux par la ville de Winnipeg. En utilisant ces tableaux on a pu créer une bande contenant seulement les voyages (de la résidence vers le lieu de travail) faits à l'heure de pointe le matin. La taille de ce nouvel échantillon est de 17,761 représentant environ 45% des voyages de la journée.

2.2 Génération des matrices O-D observées

En utilisant la bande contenant seulement les voyages (de la résidence vers le lieu de travail) faits à l'heure de pointe le matin on a construit les matrices O-D suivantes:

- matrice O-D (conducteur + passagers) auto
- matrice O-D passagers autobus
- matrice O-D autos
- matrice O-D total = (conducteur + passagers) auto + passagers autobus
- matrice O-D répartition modale = passagers autobus / total
- matrice O-D taux d'occupation des autos = (conducteur + passagers) auto/autos.

La méthode type de construction de ces matrices est la suivante:

- compilation par paire O-D du nombre de voyages observés sur la bande heure de pointe le matin;
- multiplication de la quantité compilée pour chaque paire O-D par le facteur d'expansion correspondant (fonction de l'origine). Ces facteurs d'expansion (calculés par Winnipeg) sont fonction du pourcentage de questionnaires complétés pour chaque origine;
- pour les affectations on applique à la matrice O-D autos un autre facteur d'expansion représentant le nombre de véhicules commerciaux dans le réseau.

2.3 Génération des matrices de réseau

A partir de la matrice O-D autos on a pu établir la congestion du réseau et construire les matrices suivantes:

- matrice O-D temps dans l'autobus
- matrice O-D temps d'attente autobus
- matrice O-D temps d'accès autobus
- matrice O-D nombre de correspondances autobus
- matrice O-D temps dans l'auto
- matrice O-D distance.

2.4 Agrégation des données socio-économiques

Pour l'agrégation des données socio-économiques on a utilisé la bande qui contient tous les déplacements de la journée. On a agrégé les données suivantes:

- proportion d'hommes par paire O-D = $\frac{\text{nb d'hommes pour la paire O-D}}{\text{nb total de voyageurs pour la paire O-D}}$

- proportion d'édutiants par paire O-D = $\frac{\text{nb d'étudiants pour la paire O-D}}{\text{nb total de voyageurs pour la paire O-D}}$

2.5 Sélection des paires O-D

Pour obtenir une calibration précise le choix des paires O-D est important. Il est préférable d'utiliser les paires O-D pour lesquelles les données recueillies sont fiables. Ainsi la précision de la répartition modale observée est fonction du nombre de voyages observés pour celle-ci. Par exemple pour une paire O-D ayant 2 voyages il y a 3 répartitions modales possibles 0.0, 0.5, 1.0 par conséquent l'erreur d'une fonction de prédiction continue est grande. On a donc intérêt à considérer les paires O-D dont le nombre d'observations est élevé. Dans ce sens on a construit un fichier contenant la liste des paires O-D ordonnée selon l'ordre décroissant du nombre d'observations.

CHAPITRE TROISIEME

FONCTIONS DE PROBABILITE

Selon la théorie économique le choix d'un mode de transport par un individu est déterminé par sa fonction d'utilité. Cette fonction d'utilité est déterminée par des variables représentant les caractéristiques des réseaux routier et de transport en commun et aussi des variables représentant les caractéristiques socio-économiques de l'individu. Ainsi le mode choisi est celui qui maximise la fonction d'utilité sujet aux contraintes de l'individu. Cependant la fonction d'utilité est différente pour chaque individu.

Considérons le choix d'un mode de transport pour un groupe d'individus (agrégation) soumis aux mêmes caractéristiques des réseaux routiers et de transport en commun et aux mêmes caractéristiques socio-économiques. La variation dans le choix de ces individus dépend des goûts particuliers de chaque individu et de certaines caractéristiques non-observées. Le choix du mode de transport dépend de l'individu considéré. Ainsi on peut considérer que la proportion des individus du groupe utilisant un mode donné est équivalente à la probabilité qu'un individu choisi au hasard dans ce groupe préfère ce mode donné.

Définissons la fonction d'utilité comme étant: $u = U(x,s)$

où: x est le vecteur des caractéristiques du mode considéré

s est le vecteur des caractéristiques socio-économiques

Ainsi l'individu va choisir le transport en commun si ce mode est celui

qui maximise sa fonction d'utilité; i.e. si

$$U(x^{t.c.},s) > U(x^{auto},s) \qquad \text{t.c.: transport en commun}$$

Puisque la fonction d'utilité est stochastique (en effet elle dépend de l'individu choisi) on peut représenter la probabilité que l'inégalité précédente se produise par:

$$P = \text{Prob}\,[U(x^{t.c.},s) > U(x^{auto},s)]$$

ou

$$P = \text{Prob}\,[(U(x^{t.c.},s) - U(x^{auto},s)) > 0]$$

Posons

$$V = U(x^{t.c.},s) - U(x^{auto},s)$$

On a montré précédemment que P est équivalente à la répartition modale. On veut calibrer un modèle pour la répartition modale (≡P). Un modèle simple pourrait être un modèle linéaire soit

$$P = \beta_0 + \beta_1\, x^{t.c.} - \beta_2\, x^{auto} + \beta_3\, s$$

où β_1, β_2, β_3 sont des vecteurs de coefficients et β_0 est une constante. Ce modèle est peu réaliste parce qu'il permet à p d'être en dehors de l'intervalle [0,1] (voir fig. 1). Il est préférable de considérer des modèles dont la fonction de distribution de probabilité cumulative est en forme d'ogive gardant p dans l'intervalle [0,1] (voir fig. 2).

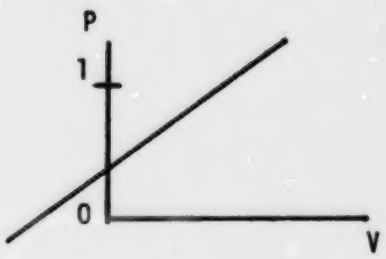


Figure 1

Figure 2

Les trois principaux modèles en forme d'ogive sont les suivants:

1) Normal : $P = \frac{1}{\sqrt{2\Pi}} \int_{-\infty}^{V} e^{-t^2/2} \, dt$

2) Logistique : $P = \frac{1}{(1+e^{-V})}$

3) Arctan : $P = \frac{1}{\Pi} \tan^{-1}(V) + \frac{1}{2}$

Ces trois modèles sont très semblables. Ils se distinguent un peu aux extrémités de l'intervalle [0,1]. Cependant le modèle logistique a un avantage, l'estimation des paramètres est plus efficace. Par conséquent c'est ce modèle que l'on utilise pour la calibration. On peut écrire le modèle logistique de la façon suivante:

$$\ell n(\frac{p}{1-p}) = \beta_0 + \beta_1 \, x^{t.c.} - \beta_2 \, x^{auto} + \beta_3 \, s \; .$$

CHAPITRE QUATRIEME

METHODE DE CALIBRATION

On veut calibrer le modèle logistique suivant:

$$p = \frac{1}{1+e^{-(\beta_0+\beta_1 x^{t.c.} - \beta_2 x^{auto} + \beta_3 s)}} .$$

Ce modèle peut être transformé de la façon suivante:

$$\ell n \left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 x^{t.c.} - \beta_2 x^{auto} + \beta_3 s$$

La partie droite de l'équation est linéaire et contient les coefficients à estimer. Pour les estimer nous allons minimiser la somme des carrés des erreurs (résidus). L'estimation est Berkson-Theil [7] et [7] qui est l'estimation du maximum de vraisemblance si les erreurs sont $\sim N(0,\sigma^2)$. Cette estimation peut être réalisée par l'utilisation de la régression linéaire.

Nous allons introduire un peu de notation pour nous permettre de définir le coefficient R^2 qui est une des façons d'évaluer la qualité du modèle.

Soit y_i la ième observation,

$\hat{y}_i$ la ième prédiction

et $r_i = y_i - \hat{y}_i$ l'erreur (résidu) à la ième prédiction

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y_i$$

On peut calculer la variabilité des observations par rapport à leur moyenne, soit:

$$\sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2 .$$

De même on peut calculer la variabilité des prédictions par rapport à leur moyenne, soit:

$$\sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - \bar{y})^2 .$$

La somme des carrés des erreurs est l'expression suivante:

$$\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 .$$

Les trois quantités précédentes sont reliées de la façon suivante:

$$\sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Donc l'expression $\sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2$ croît quand l'expression $\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2$ décroît. Ainsi quand la variabilité des prédictions est grande on a que la somme du carré des erreurs est petite. Le coefficient R^2 est défini comme suit:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y}_i)^2} \qquad \text{et } 0 \leq R^2 \leq 1$$

Ainsi lorsque R^2 est égal à 1.0 c'est parce que le modèle de prédiction explique toute la variabilité des observations et que la somme du carré des résidus est égale à 0.0. En fait le coefficient R^2 indique la proportion de la variabilité des observations qui peut être expliquée par le modèle.

Le coefficient R^2 est une mesure globale d'ajustement du modèle; il ex-

iste aussi d'autres moyens pour déterminer si le coefficient d'une variable explicative est significativement différent de zéro. Ainsi pour chaque variable explicative on peut déterminer un intervalle de confiance pour son coefficient. Si l'intervalle de confiance inclut zéro cela implique que la variable explicative correspondante n'a pas un effet significatif sur la variable dépendante dans le modèle considéré. L'examen des résidus est un autre moyen qui nous permet de juger de la valeur du modèle et peut nous indiquer les améliorations à apporter.

Un modèle est satisfaisant si tous les coefficients des variables ont un signe qui est cohérent avec l'intuition et si l'intervalle de confiance de chaque coefficient n'inclut pas zéro. Enfin plus le coefficient R^2 est élevé meilleur est le modèle.

En régression linéaire il existe plusieurs méthodes différentes. Dans cette étude on a utilisé la méthode "stepwise". Avec cette méthode, à chaque itération on considère toutes les variables et on essaie d'entrer la variable qui produira la plus grande amélioration du modèle. Cette variable correspond à celle dont le coefficient de corrélation partielle est le plus élevé. De plus à chaque itération on élimine les variables dont la contribution au modèle est devenue non-significative. La procédure s'arrête lorsqu'on ne peut plus entrer dans le modèle une variable qui causerait une amélioration significative et lorsqu'on ne peut plus éliminer du modèle une variable dont la contribution au modèle serait devenue non-significative.

CHAPITRE CINQUIEME

CALIBRATION

5.1 Echantillon de données

Pour la calibration de ce modèle de répartition modale nous allons seulement considérer les deux modes principaux: l'auto et l'autobus. Par la suite on désignera la répartition modale par la lettre p qui représente la proportion des voyageurs autobus sur la somme des voyageurs autobus et auto. La ville de Winnipeg a été partitionnée en 147 zones; on obtient ainsi 21,603 (147 x 147) paires origine-destination dont 4,762 qui ne comptent pas de voyage. L'échantillon utilisé pour la calibration est un sous-ensemble de l'échantillon original. Cet échantillon est composé de toutes les paires origine-destination dont le nombre de voyages expansionné est supérieur ou égal à soixante. Comme nous l'avons mentionné précédemment cette façon de procéder est due au fait que plus le nombre de voyages est faible et plus la fonction prend l'allure d'une fonction discrète au lieu d'une fonction continue; ce qui cause ces erreurs de prédiction à priori car la fonction de prédiction est une fonction continue. Nous avons jugé que le seuil de soixante observations était un compromis acceptable entre la taille de cet échantillon (242) et la "continuité" relative de notre fonction. Dans cet échantillon on a remplacé les répartitions modales égales à 0.0 par 0.01 et celles égales à 1.0 par 0.99 pour permettre le calcul de $\ell n \left(\frac{p}{1-p}\right)$. Il est à noter que cette approximation peut conduire à des biais lors de la calibration du modèle.

Un modèle de répartition modale pour pouvoir être utilisé comme outil de planification doit contenir les variables de réseau. Un modèle contenant ces variables permet d'évaluer l'impact d'un changement dans le réseau. Or l'une des difficultés rencontrées dans la calibration est d'obtenir des coefficients significatifs pour ces variables de réseau. Une façon de remédier à ce problème est de grouper les éléments du temps "autobus" en une seule mesure que l'on appelle impédance autobus. Les résultats de la calibration du modèle d'affectation sur le réseau transport en commun indiquent que les voyageurs considèrent que les temps d'accès et d'attente sont trois fois plus désagréables que le temps passé dans l'autobus. Ces résultats sont comparables à ceux décrits dans la littérature. On a donc la relation suivante:

$$\text{impédance autobus} = \text{temps dans l'autobus} + 3\text{x (temps d'accès + temps d'attente)}$$

Donc pour éviter le problème décrit précédemment les études suivantes ont été faites en utilisant l'impédance autobus au lieu d'utiliser les trois variables correspondantes.

Dans le choix d'un mode de transport il est possible que les voyageurs soient plus intéressés par la différence ou le quotient de l'impédance autobus et du temps dans l'auto que par ces deux dernières quantités considérées isolément. Nous allons donc considérer ces deux nouvelles mesures dans la suite de notre étude.

5.2 Régressions simples

Les données disponibles nous permettent de considérer de très nombreux modèles de répartition modale. On peut étudier les modèles ayant une variable explicative ou 2,3 etc... A ces modèles on peut ajouter ceux dont les variables explicatives peuvent être une transformation d'une variable originale. Il est aussi possible d'envisager le cas ou un seul modèle n'explique pas bien la réalité. Alors on pourrait avoir plusieurs modèles correspondant à autant de sous-ensembles de données. Par exemple on peut considérer que les gens dont la destination est le centre-ville se comportent différemment des autres. On constate ainsi qu'il existe une variété considérable de modèles possibles, les examiner tous serait une très longue et très onéreuse tâche. Il faut donc procéder de façon à pouvoir éliminer certains de ceux-ci sans avoir à les examiner.

Dans cette étude nous allons nous limiter à considérer trois transformations des variables explicatives; celles-ci sont le logarithme naturel, la racine carrée et le carré. Elles sont les plus fréquemment utilisées et représentent bien la gamme des transformations possibles.

Afin de nous permettre d'identifier les variables explicatives importantes et de juger de la pertinence des transformations nous allons faire une régression simple de la variable dépendante sur chacune des variables explicatives disponibles et aussi sur chacune des transformations de ces variables. Le tableau suivant nous donne le R^2 associé à chaque variable et la transformation dont le R^2 était le plus élevé.

variable	R^2	meilleure transformation	R^2
impédance autobus	.25	carré	.25
temps auto	.01	carré	.01
(impéd. autobus-temps auto)	.31	logarithme naturel	.32
(impéd. autobus/temps auto)	.08	carré	.08
temps d'accès auto	.27	-------	
distance	.02	racine carrée	.02
coût de stationnement	.33	racine carrée	.36
disponibilité de stationnement	.32	carré	.32
disponibilité autos	.15	logarithme naturel	.16
proportion d'hommes	.39	carré	.42
revenu	.06	logarithme naturel	.09
proportion d'étudiants	.01	logarithme naturel	.02

L'examen de ce tableau nous amène aux constatations suivantes. Il semble plus avantageux d'utiliser la différence de l'impédance autobus et du temps auto plutôt que ces quantités isolées. L'augmentation des R^2 due aux transformations nous incite à poursuivre l'étude avec un modèle comportant les transformations des variables lorsqu'avantageux.

5.3 Régressions multiples "Stepwise"

Parmi les variables il y en a qui sont fortement corrélées; par exemple le coût de stationnement est fortement corrélé à la disponibilité de stationnement. L'utilisation de la régression "Stepwise" nous permettra d'entrer une par une dans le modèle les variables qui causent la plus

grande amélioration du modèle déjà existant. On pourra ainsi éliminer les variables devenues inutiles à cause de leur corrélation avec les variables déjà dans le modèle. On obtient alors le modèle suivant:

$$(1)\quad \ell n\left(\frac{p}{1-p}\right) = 16.794 - 0.0125 \times (\text{impéd. autobus} - \text{temps auto}) - 2.847 \times (\text{propor. hommes})^2 + 0.354 \times \sqrt{\text{coût station}}. - 1.740 \times \ell n\ (\text{revenu})$$

Ce modèle a un R^2 de .64.

Dans le modèle précédent on a utilisé la différence de l'impédance autobus et du temps auto. Cette utilisation suppose que les voyageurs ne font pas de différence entre une minute dans un autobus et une minute dans une auto. Or on soupçonne que les voyageurs préfèrent l'auto à cause de son confort. De plus l'impédance autobus est une combinaison des trois temps autobus. Donc pour connaître exactement les poids que les gens attachent à l'impédance autobus et au temps auto nous allons les dissocier. Nous obtenons alors:

$$(2)\quad \ell n\left(\frac{p}{1-p}\right) = 16.566 - 0.0000758 \times (\text{impéd. autobus})^2 + 0.000242 \times (\text{temps auto})^2 - 2.856 \times (\text{prop. hommes})^2 + 0.360 \times \sqrt{\text{coût station}}. - 1.752 \times \ell n\ (\text{revenu})$$

Ce modèle a un R^2 de .64. On constate que les coefficients sont significativement différents. En fait le coefficient du temps auto est supérieur au coefficient de l'impédance autobus. Cela peut s'expliquer par le fait que le temps auto n'inclut pas le temps d'accès; donc le coefficient du temps auto est plus élevé pour compenser cette absence. Une

autre explication est que les poids associés aux temps autobus pour le choix du chemin sont peut-être trop élevés lorsqu'il s'agit du choix de mode. On constate aussi que le R^2 des deux modèles est identique. Puisque le but du modèle est de mesurer l'impact d'une modification du réseau, il est donc important d'avoir les coefficients représentant exactement le comportement des gens pour chacun des deux modes. On va donc poursuivre l'étude en dissociant l'impédance autobus du temps auto.

5.4 Plusieurs modèles

A ce stade-ci le R^2 du modèle que l'on a est .64, ce qui n'est pas très satisfaisant. Cela peut signifier deux choses; la première c'est que les gens ont un comportement plutôt aléatoire parce qu'ils ne connaissent pas bien les caractéristiques du réseau ou parce qu'ils n'ont pas un système de valeurs homogène; la seconde c'est qu'il nous manque une ou plusieurs variables importantes. Par exemple on peut supposer que la composition par âge de la population d'une origine a une influence sur la répartition modale à cette origine.

Une façon d'améliorer notre modèle serait de répartir les paires origine-destination en sous-ensembles qui seraient homogènes par rapport à l'ignorance des gens ou par rapport à la valeur des variables manquantes. Cet objectif peut être compatible avec un autre objectif. En effet on sait que nous allons commettre des erreurs de prédiction sur les paires origine-destination, c'est inévitable. Par contre on aimerait bien que le nombre de voyageurs auto partant d'une origine soit le plus près possible de la réalité. On peut probablement atteindre ces deux objectifs

en groupant les origines selon les erreurs faites sur le nombre de voyages auto partant de ces origines. On utilise donc les prédictions du modèle (2) pour grouper les origines selon les erreurs. On a ainsi créé quatre groupes; le premier groupe comprend les origines dont le nombre de voyages auto partant de ces origines était sous-estimé, le second groupe comprend celles dont ce nombre était normal, le troisième groupe comprend celles dont ce nombre était surestimé et le dernier groupe comprend celles dont ce nombre était très surestimé. On a alors obtenu les quatre modèles suivants, présentés dans le même ordre que pour la description précédente des groupes:

	(3a)	(3b)	(3c)	(3d)
constante	21.190	12.354	12.327	7.517
(impéd.autobus)^2	-0.0000849	-0.0000576	-0.000131	-0.000180
(temps auto)^2	0.000392	0.000314	0.000770	0.000929
(prop. hommes)^2	-2.921	-2.672	-2.875	-1.603
$\sqrt{\text{coût station.}}$	0.318	0.478	0.205	0.128
ℓn (revenu)	-2.283	-1.389	-1.217	-0.707
Nb de paires O-D	29	148	29	36
R^2	.78	.68	.90	.59

5.5 Evaluation des modèles

Examinons d'abord le modèle global (2). Tous les coefficients des variables explicatives ont un signe cohérent avec l'intuition. Les variables de réseau (impédance autobus et temps auto) sont dans le modèle.

Il peut donc être utilisé pour mesurer l'impact d'une modification du réseau. Les intervalles de confiance à 95% (voir appendice C) des coefficients des variables explicatives n'incluent pas zéro sauf pour la variable temps auto. La précision des prédictions est limitée car le R^2 = .64. Les graphiques des résidus en fonction des variables explicatives présentent des résidus distribués aléatoirement. Le graphique des résidus en fonction du nombre de voyages dans la paire origine-destination a la forme suivante:

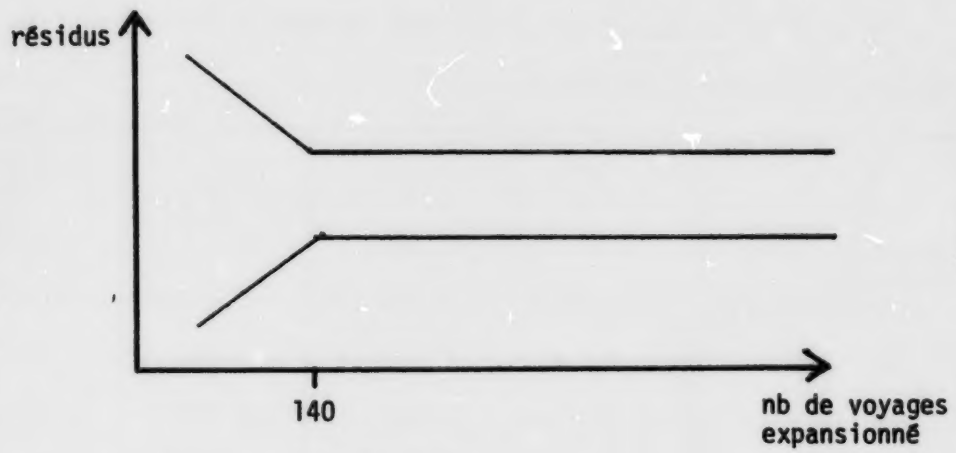


Figure 3

Cette forme confirme notre hypothèse que la précision de la prédiction est moins bonne quand on a moins de voyages dans la paire origine-destination. Dans le même sens nous avons fait des régressions en faisant varier le seuil minimal du nombre de voyages expansionné déterminant si une paire origine-destination entre dans l'échantillon ou non. Pour les seuils de 120, 100, 80, 60, 40 nous avons respectivement obtenu les R^2 suivants: .74, .70, .64, .64, .51. On remarque encore une fois que le seuil a une nette influence sur l'ajustement du modèle.

Le graphique des résidus en fonction de la répartition modale observée ne permet pas de déceler des phénomènes d'hétéroskédasticité; il montre cependant que l'on sous-estime les grandes répartitions modales et que l'on surestime les petites. Cet effet est dû à l'utilisation du modèle logistique qui comprime les prédictions entre zéro et un. Cette compression a le désavantage de supprimer presque totalement les prédictions près de zéro et près de un. L'erreur absolue moyenne d'une prédiction est 0.11 et l'écart type de l'erreur est .15 alors que l'écart type des observations est .23. Les erreurs de prédiction sur le nombre de voyages auto partant des origines dépassent souvent 10%.

Examinons maintenant les quatre modèles (3a, 3b, 3c, 3d). Tous les coefficients des variables explicatives ont un signe cohérent avec l'intuition. Les variables de réseau (impédance autobus et temps auto) sont dans les modèles. Ils peuvent donc être utilisés pour mesurer l'impact d'une modification du réseau. Les intervalles de confiance à 95% (voir appendice C) des coefficients des variables explicatives incluent souvent zéro. On peut tout de même s'y fier parce qu'ils sont semblables aux coefficients du modèle global. La précision des prédictions est assez bonne, les R^2 étant: .78, .68, .90 et .59. L'erreur absolue moyenne d'une prédiction est .09 et l'écart type de l'erreur est .12 alors que l'écart type des observations est .23. Les erreurs de prédiction sur le nombre de voyages auto partant des origines dépassent très rarement 10%.

En définitive on peut dire que le modèle global a une application plus générale; ses coefficients pourraient être utilisés pour faire des pré-

dictions sur une nouvelle zone. Cependant la précision de ses prédictions n'est pas très satisfaisante. Les quatre modèles nous permettent de faire de meilleures prédictions. Cependant leur utilisation est plus restreinte; elle demeure valide seulement sur les origines considérées et pour des prédictions à court terme.

5.6 Autres essais

On a suivi la démarche décrite précédemment avec un modèle duquel étaient exclues les transformations sur les variables explicatives. On a alors obtenu le modèle global suivant:

$$(4)\quad \ell n\ (\frac{p}{1-p}) = 2.563 - 0.0122 \times \text{impédance autobus} + 0.0220 \times \text{temps auto} - 3.279 \times \text{prop. hommes} + 0.0745 \times \text{coût stat.} - 1.904 \times \text{disp. autos}$$

Ce modèle a un R^2 de .60. On a aussi créé quatre groupes en procédant de la même façon que pour les groupes avec les variables transformées. On a alors obtenu les quatre modèles suivants présentés dans le même ordre que les modèles (3a, 3b, 3c et 3d).

Les remarques faites pour l'évaluation des modèles (2), (3a), (3b), (3c) et (3d) peuvent être reprises pour les modèles (4), (5a), (5b), (5c) et (5d). On peut ajouter que les modèles de prédiction des variables non transformées sont un peu moins précis que ceux des variables transformées.

	(5a)	(5b)	(5c)	(5d)
constante	2.352	1.516	3.071	2.935
impéd. autobus	-0.0133	-0.0101	-0.0315	-0.0139
temps auto	0.0334	0.0253	0.0733	0.0323
prop.hommes	-2.799	-3.719	-3.101	-2.499
coût station.	0.0959	0.0968	0.0471	0.0332
disp. autos	-3.023	-1.232	-1.502	-1.844
nb de paires O-D	26	135	36	45
R^2	.72	.67	.78	.64

D'autre part on a examiné un certain nombre d'autres possibilités pour tenter d'améliorer le modèle. On était intéressé à connaître les résultats de la fragmentation des origines en plusieurs groupes définis après examen de l'erreur cumulée à l'origine en considérant cette erreur non pondérée par la population par opposition aux modèles précédents. On voulait comparer cette façon de fragmenter les origines à celle employée précédemment (avec pondération). Cette façon de faire donne des résultats sensiblement moins bons en regard des R^2 qui sont .64, .74, .67 et .70. De plus on perd l'avantage de la conservation des voyages aux origines.

On a aussi examiné la possibilité d'une influence géographique sur la répartition modale. Pour cerner cette influence on a utilisé une carte représentant les zones de la ville de Winnipeg. Sur celle-ci on a encerclé en rouge les origines où l'erreur (sur p auto) était fortement posi-

tive, en noir celles où l'erreur était fortement négative et on a laissé intactes les zones où l'erreur (positive ou négative) était petite. Après cette opération, la ville semblait divisée en trois régions plus ou moins homogènes. Une région était formée d'origines où toutes les erreurs étaient petites. Une autre région groupait plusieurs origines dont l'erreur était petite et une origine dont l'erreur était négative. La troisième région englobait des origines des trois types sans prédominance d'un type. Cette division correspondait à peu près à la division géographique réalisée par les trois rivières de la ville. Cette constatation était encourageante parce qu'elle nous permettait de croire que les barrières géographiques que formaient les rivières, engendraient des comportements différents pour chacune des trois régions. La calibration de ces modèles a produit des résultats qui ont déçu nos attentes. Les R^2 obtenus, .69, .60 et .70 étaient moins satisfaisants que pour les modèles dont les groupes ont été définis après examen des résidus. On perdait aussi l'avantage de la conservation (nombre de voyages prédits = nombres de voyages observés) des voyages aux origines.

Il existait une autre possibilité: celle d'expliquer la différence dans les comportements par un effet des destinations. On a d'abord essayé de diviser les destinations en deux groupes. Un groupe qui englobe toutes les destinations du centre-ville et l'autre groupe toutes celles situées hors du centre-ville. Les modèles obtenus n'étaient pas très satisfaisant. Le R^2 du groupe centre-ville était .41 et celui du groupe hors centre-ville était .57. On a ensuite essayé une division où le premier groupe était formé des destinations englobant une université et le

second groupe les autres destinations. Le R^2 du groupe contenant les universités était .49 et le R^2 de l'autre groupe était .67. Ces modèles n'étaient pas très satisfaisants non plus. Après un examen plus minutieux des résultats on s'est rendu compte que c'est surtout la destination englobant l'Université du Manitoba qui causait des problèmes. Il semble que les gens de cette destination ont des comportements non homogènes probablement à cause de la proportion élevée des étudiants s'orientant vers cette destination.

Un essai tout à fait différent a été tenté. Il existe une classe de modèles appelée "Dogit" et dont la particularité est de pouvoir estimer deux coefficients correspodant chacun à la proportion de voyageurs captifs d'un mode. La forme fonctionnelle du "Dogit" est la suivante [5]:

$$p_{auto} = \frac{e^{V_{auto}} + \theta_{auto}\, e^{V_{autobus}}}{(1 + \theta_{autobus})\, e^{V_{auto}}}$$

où p_{auto} = proportion des voyageurs "auto"

θ_{auto} = paramètre: proportion des voyageurs captifs de l'auto

$$0 \leq \theta_{auto} \leq 1$$

$\theta_{autobus}$ = paramètre: proportion des voyageurs captifs de l'autobus

$$0 \leq \theta_{autobus} \leq 1$$

V_{auto} = fonction des attributs associés à l'auto

$V_{autobus}$ = fonction des attributs associés à l'autobus

Cependant pour tirer avantage de ces modèles il faut avoir un échantillon de données où les répartitions modales ne sont pas près des valeurs extrêmes. On a donc pris un sous-ensemble de notre échantillon habituel en éliminant les répartitions modales (autobus) inférieures à 0.12. La calibration de cet échantillon nous donne des coefficients de 0.0 pour les estimations des proportions de voyageurs captifs de chacun des deux modes. On retombe ainsi dans la classe des modèles logistiques.

CONCLUSION

Ce stage nous a permis d'identifier les principaux problèmes de la calibration d'un modèle de répartition modale. De plus il a permis d'obtenir des modèles de prédiction à court terme pour la ville de Winnipeg.

APPENDICE A

ENQUETE ORIGINE - DESTINATION 1976

Les questionnaires de l'enquête à la résidence, de l'enquête postale aux appartements et de l'enquête postale aux étudiants ont été codifiés sur une bande magnétique dans le format suivant:

Position 1: transaction

- toujours blanc

Position 2-6: numéro du questionnaire

- numérique
- complété de zéros et cadré à droite
- enquête O-D à la résidence: nos. 1 - 50,000
- enquête postale aux appartements: nos. 50,0001 - 59,999
- enquête postale aux étudiants: nos. 60,000 et plus

Position 7: code de questionnaire

- numérique ou blanc
- 1, 2 ou 3 (utilisé par la ville de Winnipeg seulement)

Position 8: but du voyage

- numérique
- codes: 1 = pour le travail
  2 = études post-secondaires

Position 9-22: numéro civique

- alphanumérique ou blanc

Position 23-26: numéro civique "équivalent"

- numérique ou blanc

Position 27-46: nom de la rue

- alphanumérique

Position 47-49: numéro de la zone origine

- numérique

Position 50-51: code de propriété

- Numérique ou blanc

Position 52: jour de l'enquête

- numérique ou blanc
- codes: 1 = lundi
  2 = mardi
  3 = mercredi
  4 = jeudi
  5 = vendredi

Position 53-54: nombre de personnes dans le ménage

- numérique ou blanc

Position 55-82: pas de voyage et raison

- alphanumérique ou blanc

Position 83: nombre de véhicules

- numérique ou blanc

Position 84: numéro du voyage (dans le ménage)

- numérique ou blanc

Position 85-98: numéro civique de la destination

- alphanumérique ou blanc

Position 99-102: numéro civique "équivalent" de la destination

- numérique ou blanc

Position 103-122: nom de la rue ou de l'édifice de la destination

- alphanumérique ou blanc

Position 123-125: numéro de zone de la destination

- numérique
- blanc si "pas de voyage"

Position 126-155: occupation

- alphanumérique ou blanc

Position 156-157: code d'occupation

- numérique ou blanc

Position 158-177: nom de la compagnie

- alphanumérique ou blanc

Position 178-179: code de compagnie (industrie)

- numérique ou blanc

Position 180: sexe

- numérique ou blanc
- codes: 1 = masculin
  2 = féminin

Position 181-182: mode de transport

- numérique ou blanc

- codes: 1 = conducteur d'un véhicule privé
  2 = passager d'un véhicule privé
  3 = passager d'un autobus
  4 = piéton ou cycliste
- position 181 = mode de départ
- position 182 = mode de retour

Position 183-190: heure de départ de l'origine

- alphanumérique ou blanc

Position 191-198: heure de retour à l'origine

- alphanumérique ou blanc

Position 199-201: pourquoi voyagez-vous en autobus?

- numérique ou blanc
- codes: 1 = pas de permis de conduire
  2 = pas de véhicule disponible
  3 = stationnement trop éloigné du travail
  4 = stationnement trop dispendieux près du travail
  5 = plus économique de voyager en autobus
  6 = autre

Position 202: véhicule nécessaire pour le travail?

- numérique ou blanc
- codes: 1 = oui
  2 = non

Position 203: revenu total du ménage

- numérique ou blanc
- codes: 1 = 0 - $5,000.
  2 = $5,001. - $10,000.
  3 = $10,001. - $15,000.
  4 = $15,001. - $20,000.
  5 = $20,000 et plus
  6 = Pas de réponse

Position 204: êtes-vous captif du transport en commun?

- question posée seulement dans l'enquête postale aux étudiants
- numérique ou blanc
- codes: 1 = non captif
  2 = captif

APPENDICE B

QUESTIONNAIRE DE L'ENQUÊTE O-D 1976

THE CITY OF WINNIPEG
1976 TRAVEL BEHAVIOUR
HOME INTERVIEW SURVEY

SAMPLE № 44818
SAMPLE CODE ☐
PURPOSE [1]

ORIGIN ADDRESS _____ ZONE ☐☐☐

PROPERTY CODE ☐☐ DAY OF INTERVIEW ☐ INTERVIEWER ☐☐

TOTAL POPULATION OF DWELLING [1] [2] [3] [4] [5] ☐☐

TOTAL NO. OF VEHICLES (AUTOS/TRUCKS INCLUDE COMPANY, RENTED AUTOS, ETC., BUT EXCLUDE STUDENT OWNED AUTOS.) [0] [1] [2] ☐

DESTINATION ADDRESS	OCCUPATION	NAME OF COMPANY	SEX M. 1.	SEX F. 2.	TRAVEL MODE: DRIVE 1.	PASSENGER 2.	BUS 3.	OTHER 4.	TIME OF TRAVEL: DEPARTURE TIME FROM HOME	ARRIVAL TIME AT HOME	FOR BUS PASSENGERS — WHY DO YOU TRAVEL BY BUS? 1.	2.	3.	4.	5.	OTHER 6.	FOR AUTO DRIVERS: IS AUTO REQUIRED AT WORK? YES 1.	NO 2.
☐☐☐	☐☐	☐☐							A.M. P.M.	A.M. P.M.								
☐☐☐	☐☐	☐☐							A.M. P.M.	A.M. P.M.								
☐☐☐	☐☐	☐☐							A.M. P.M.	A.M. P.M.								
☐☐☐	☐☐	☐☐							A.M. P.M.	A.M. P.M.								
☐☐☐	☐☐	☐☐							A.M. P.M.	A.M. P.M.								

TOTAL INCOME OF DWELLING [1] 0–5,000 [2] 5,000–10,000 [3] 10,000–15,000 [4] 15,000–20,000 [5] >20,000 [6] NO ANSWER

APPENDICE C

STATISTIQUES SUR LES MODELES

Modèle (2):

variable	coeff.	écart type	T	interv. de conf.	à 95%
constante	16.566	3.333	4.97	10.000	233131
(impéd.autobus)^2	-.0000758	.0000262	-2.89	-.000127	-.0000242
(temps auto)^2	.000242	.000215	1.13	-.000180	.000665
(prop.hommes)^2	-2.856	.316	-9.05	-3.478	-2.234
$\sqrt{\text{coût station.}}$	.360	.0426	8.46	.276	.444
ℓn (revenu)	-1.752	.352	-4.97	-2.446	-1.058

Elasticité RTC * de (impéd.autobus)^2 = -1.35 (1)

Elasticitée croisée RA ** de (impéd.autobus)^2 = -0.63 (2)

Elasticité RA ** de (temps auto)^2 = 0.18

Elasticité croisée RTC de (temps auto)^2 = = 0.37

$$(1) = \frac{\partial f}{\partial (\text{impéd.autobus})^2} \times \frac{\text{moyenne de (impéd.autobus)}^2}{\text{moyenne de rép.modale autobus}} \quad [2]$$

$$(2) \quad \frac{\partial f}{\partial (\text{impéd.autobus})^2} \times \frac{\text{moyenne de (impéd.autobus)}^2}{\text{moyenne de rép. modale auto}} \quad [2]$$

* RTC = Répartition par transport en commun

** RA = Répartition par auto

Modèle (3a):

variable	coeff.	écart type	T	interv. de conf.	à 95%
constante	21.190	10.950	1.94	-1.461	43.842
(impéd.autobus)^2	-.0000849	.0000594	-1.43	-.000208	.0000379
(temps auto)^2	.000392	.000519	.76	-.000681	.00146
(prop.hommes)^2	-2.921	1.021	-2.86	-5.033	-.810
$\sqrt{\text{coût station.}}$	.318	.116	2.75	.0791	.558
ℓn (revenu)	-2.283	1.161	-1.97	-4.685	.119

Elasticité RTC de (impéd.autobus)^2 = -1.51

Elasticité croisée RA de (impéd.autobus)^2 = -0.71

Elasticité RA de (temps auto)^2 = 0.28

Elasticité croisée RTC de (temps auto)2 = 0.60

Modèle (3b):

variable	coeff.	écart type	T	interv. de conf.	à 95%
constante	12.354	5.457	2.26	1.568	23.141
(impéd.autobus)^2	-.0000576	.0000352	-1.63	-.000127	.0000120
(temps auto)^2	.000314	.000266	1.18	-.000213	.000841
(prop. hommes)^2	-2.672	.382	-7.00	-3.426	-1.918
$\sqrt{\text{coût station.}}$	.478	.0550	8.69	.369	.587
ℓn (revenu)	-1.389	.566	-2.45	-2.508	-.270

Elasticité RTC de (impéd.autobus)^2 = -1.02

Elasticité croisée RA de (impéd. autobus)^2 = -0.48

Elasticité RA de (temps auto)^2 = 0.23

Elasticité croisée RTC de (temps auto)^2 = 0.48

Modèle (3c):

variable	coeff.	écart type	T	interv. de conf.	à 95%
constante	12.327	4.680	2.63	2.645	22.009
(impéd.autobus)^2	-.000131	.0000314	-4.17	-.000196	-.0000659
(temps auto)^2	.000770	.000336	2.29	.0000753	.00146
(prop.hommes)^2	-2.875	.431	-6.67	-3.767	-1.983
$\sqrt{\text{coût station.}}$	.205	.0576	3.55	0.0856	0.324
ℓn (revenu)	-1.217	.492	-2.47	-2.236	-.198

Elasticité RTC de (impéd.autobus)^2 = -2.33

Elasticité croisée RA de (impéd. autobus)^2 = -1.10

Elasticité RA de (temps auto)^2 = 0.56

Elasticité croisée RTC de (temps auto)^2 = 1.19

Modèle (3d):

variable	coeff.	écart type	T	interv. de conf.	à 95%
constante	7.517	5.760	1.31	-4.246	19.280
(impéd.autobus)^2	-.000180	.0000940	-1.91	-.000372	.0000124
(temps auto)^2	.000929	.000999	.93	-.00111	.00297
(prop.hommes)^2	-1.603	.880	-1.82	-3.400	.193
$\sqrt{\text{coût station.}}$	.128	.104	1.23	-.0839	.339
ℓn (revenu)	-.707	.628	-1.13	-1.989	.575

Elasticité RTC de (impéd.autobus)^2 = -3.20

Elasticité croisée RA de (impéd. autobus)^2 = -1.51

Elasticité RA de (temps auto)^2 = 0.67

Elasticité croisée RTC de (temps auto)^2 = 1.43

Modèle (4):

variable	coeff.	écart type	T	interv. de conf.	à 95%
constante	2.563	.409	6.27	1.758	3.369
impéd.autobus	-.0122	.00497	-2.46	-.0220	-.00242
temps auto	.0220	.0102	2.16	.00192	.0422
prop. hommes	-3.279	.425	-7.71	-4.117	-2.441
coût station.	.0745	.0108	6.89	.0532	.0957
disp.autos	-1.904	.417	-4.56	-2.726	-1.082

Elasticité RTC de l'impédance autobus = -2.75

Elasticité croisée RA de l'impédance autobus = -1.29

Elasticité RA du temps auto = 0.65

Elasticité croisée RTC du temps auto = 1.38

Modèle (5a):

variable	coeff.	écart type	T	interv. de conf.	à 95%
constante	2.352	1.609	1.46	-1.004	5.708
impéd.autobus	-.0133	.0191	-.70	-.0532	.0265
temps auto	.0334	.0401	.83	-.0503	.117
prop. hommes	-2.799	1.365	-2.05	-5.646	.0491
coût station.	.0959	.0352	2.73	.0225	.169
disp. autos	-3.023	1.599	-1.89	-6.359	.312

Elasticité RTC de l'impédance autobus = -3.00

Elasticité croisée RA de l'impédance autobus = -1.41

Elasticité RA du temps auto = 0.99

Elasticité croisée RTC du temps auto = 2.10

Modèle (5b)

variable	coeff.	écart type	T	interv. de conf.	à 95%
constante	1.516	.616	2.46	.297	2.735
impéd.autobus	-.0101	.00602	-1.68	-.0221	.00178
temps auto	.0253	.0127	1.99	.000186	.0504
prop. hommes	-3.719	.560	-6.64	-4.827	-2.611
coût station.	.0968	.0138	7.00	.0694	.124
disp.autos	-1.232	.587	-2.10	-2.394	-.0699

Elasticité RTC de l'impédance autobus = -2.28

Elasticité croisée RA de l'impédance autobus = -1.07

Elasticité RA du temps auto = 0.75

Elasticité croisée RTC du temps auto = 1.59

Modèle (5c)

variable	coeff.	écart type	T	interv. de conf.	à 95%
constante	3.071	1.511	2.03	-.0140	6.156
impéd.autobus	-.0315	.00966	-3.27	-.0513	-.0118
temps auto	.0733	.0191	3.84	.0343	.112
prop. hommes	-3.101	.951	-3.26	-5.043	-1.159
coût station.	.0471	.0208	2.27	.00471	.0895
disp.autos	-1.502	1.559	-.96	-4.686	1.682

Elasticité RTC de l'impédance autobus = -7.10

Elasticité croisée RA de l'impédance autobus = -3.34

Elasticité RA du temps auto = 2.17

Elasticité croisée RTC du temps auto = 4.61

Modèle (5d)

variable	coeff.	écart type	T	interv. de conf.	à 95%
constante	2.935	.531	5.52	1.860	4.010
impéd.autobus	-.0139	.0133	-1.04	-.0408	.0131
temps auto	.0323	.0309	1.05	-.0302	.0949
prop.hommes	-2.499	.752	-3.32	-4.020	-.978
coût station.	.0332	.0225	1.47	-.0124	.0787
disp.autos	-1.844	.641	-2.88	-3.139	-.548

Elasticité RTC de l'impédance autobus = -3.13

Elasticité croisée RA de l'impédance autobus = -1.47

Elasticité RA du temps auto = 0.96

Elasticité croisée RTC du temps auto = 2.03

APPENDICE D

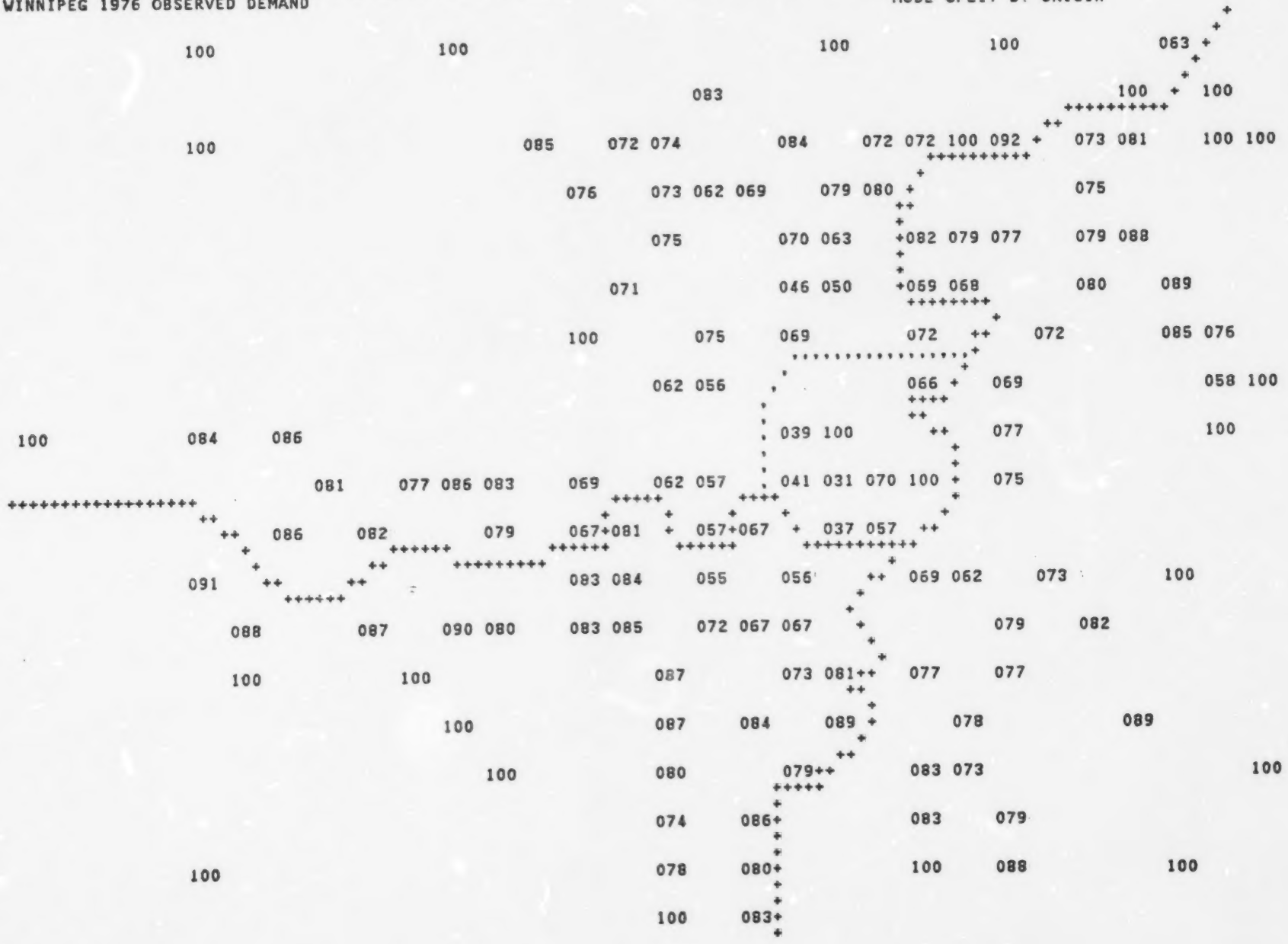
STATISTIQUES SUR LES VARIABLES

variable	moyenne	écart-type
rép. modale (autobus)	.320	.227
impédance autobus	72.080	22.351
temps auto	20.135	9.358
prop. hommes	.635	.189
coût station.	8.067	8.240
revenu	16472.6	3814.1
disp. autos	.972	.196
disp. station.	.526	.386
temps d'accès auto	2.087	2.471

APPENDICE E

CARTE DE LA REPARTITION MODALE (AUTO) PAR ORIGINE

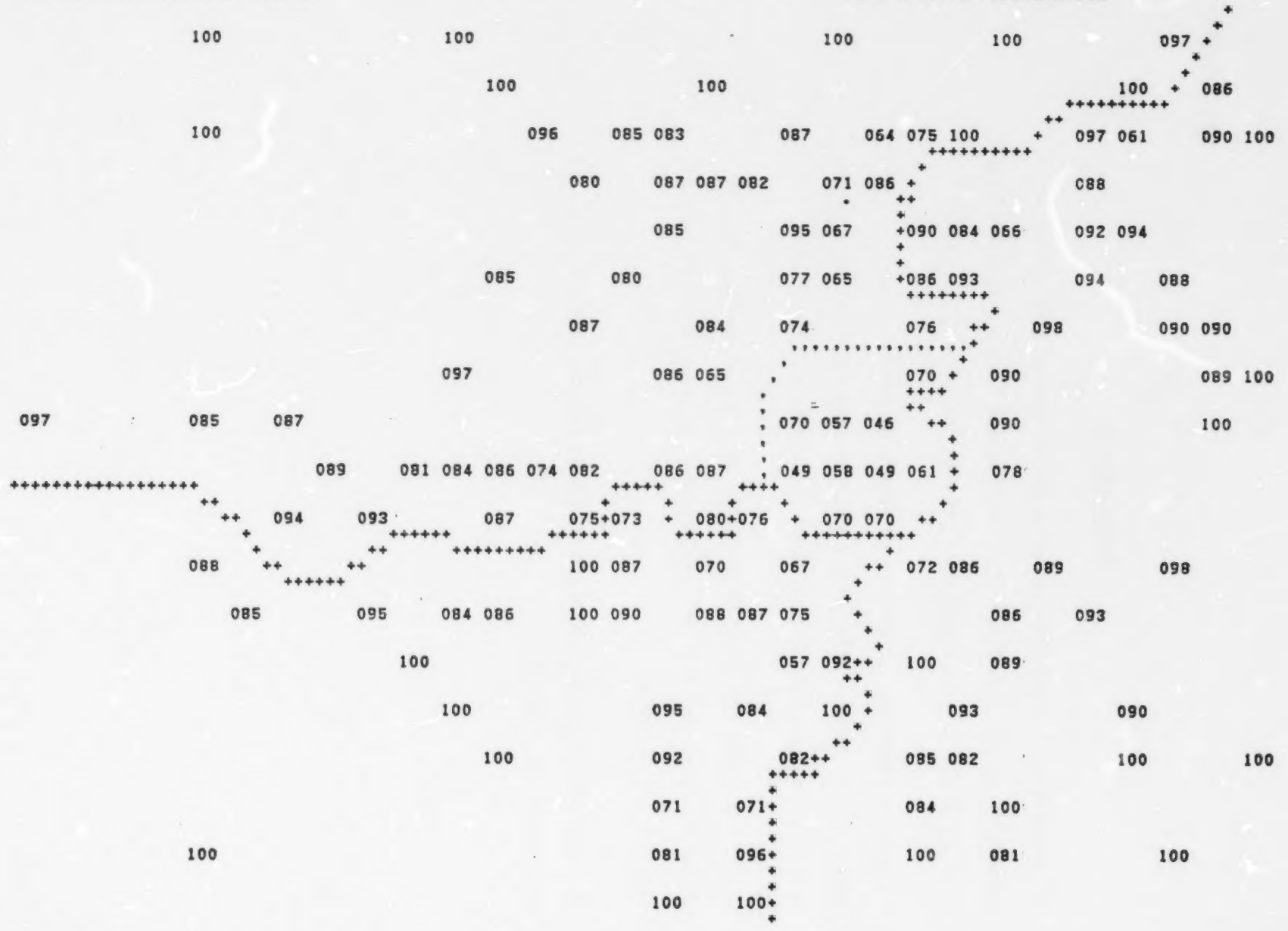
2/05/78 17.01.13. 4 TRANSIT,FIX, NEW O-D (ZONE 59) COMMON L 28/04/78 20.55.18.15 ROAD,FIX, PERSONS*SPLIT, FACTOR 8
WINNIPEG 1976 OBSERVED DEMAND
MODE SPLIT BY ORIGIN



APPENDICE F

CARTE DE LA REPARTITION MODALE (AUTO) PAR DESTINATION

02/05/78 17.01.13. 4 TRANSIT,FIX, NEW O-D (ZONE 59) COMMON L 28/04/78 20.56.18.15 ROAD,FIX, PERSONS*SPLIT, FACTOR 8
WINNIPEG 1976 OBSERVED DEMAND MODE SPLIT BY DESTINATION



REMERCIEMENTS

Je remercie pour leurs précieux conseils le directeur du Centre de recherche sur les transports, Monsieur Michael Florian et le professeur Robert Cléroux qui ont assumé la direction conjointe de ce stage.

J'aimerais remercier les membres du Centre de recherche sur les transports, Claude Achim, Linda James-Lefebvre, Sang Nguyen et Marc Gaudry pour leurs suggestions et pour leurs intéressantes discussions.

J'aimerais aussi remercier le Ministère de l'éducation du Québec et le Centre de recherche et de développement de Transports Canada pour leur soutien financier.

Je remercie finalement Madame Madeleine Constantin pour son excellent travail de dactylographie.

BIBLIOGRAPHIE

[1] Berkson, J., Maximum likelihood and minimum x^2 estimates of the logistic function, Journal of the American Statistical Association 50, 130-161 (1955).

[2] Domencich, T.A. and McFadden, D., Urban Travel Demand, North-Holland/American Elsevier (1975).

[3] Draper, N.R. and Smith, H., Applied Regression Analysis, John Wiley & Sons (1966).

[4] Gaudry, M. and Wills, M., Estimating the functional form of travel demand models, publication # 63, Centre de recherche sur les transports, Université de Montréal (1978).

[5] Gaudry, M. and Wills, M., Testing the dogit model with aggregate time-series and cross-sectional travel data, publication # 94, Centre de recherche sur les transports, Université de Montréal (1978).

[6] Spear, B., Applications of new travel demand forecasting techniques to transportation planning, U.S. Department of Transportation (1977).

[7] Theil, H., Principles of Econometrics, Wiley, New York (1971)